Journal of Agricultural Machinery
Vol. 9, No. 1, Spring - Summer 2019, p. 99-112

نشریه ماشین‌های کشاورزی
جلد ۹، شماره ۱، نیمسال اول ۱۳۹۸، ص ۱۱۲-۹۹

مقایسه مدل‌سازی ریاضی، شبکه‌های عصبی مصنوعی و منطق فازی در پیش‌بینی سینتیک خشک‌کردن سیر و موسیر در خشک‌کن بسترسیال

محمد کاوه[1*]- یوسف عباسپور گیلانده[2]- رضا امیری چایجان[3]- رضا محمدی گل[4]

تاریخ دریافت: ۱۳۹۶/۰۴/۲۹
تاریخ پذیرش: ۱۳۹۶/۱۰/۱۲

چکیده

هدف از این پژوهش، مقایسه برآورد نسبت رطوبت سیر و موسیر در طی فرآیند خشک‌کردن توسط خشک‌کن بسترسیال با استفاده از روش‌های مدل‌سازی ریاضی، شبکه‌های عصبی مصنوعی و منطق فازی می‌باشد. فرآیند خشک‌کردن در سه سطح دمایی (۴۰، ۵۵ و ۷۰°C) و سه سطح سرعت هوای ورودی (۰/۵ و ۱/۵ و ۲/۵ ms^{-1}) صورت گرفت. از ۵ مدل ریاضی خشک‌کردن جهت پیش بینی نسب رطوبت سیر و موسیر استفاده شد. سرعت هوای ورودی، دمای هوای ورودی و زمان خشک‌کردن به‌عنوان پارامترهای ورودی در پیش‌بینی نسبت رطوبت، برای شبکه‌های عصبی مصنوعی و منطق فازی مورد استفاده قرار گرفت. برای ایجاد الگوهای آموزشی و ارزیابی فرآیند، از شبکه عصبی پس انتشار پیش‌خور و پیشرو با توابع آموزش لونبرگ- مارکوارت (LM) و تنظیم بیزی (BR) و همچنین از سیستم استنتاجی فازی ممدانی و به‌کارگیری تابع عضویت مثلثی برای مدل‌سازی استفاده شد. با توجه به نتایج به‌دست آمده، بهترین مدل برای پیش‌بینی خشک کردن سیر مدل (Page) و برای موسیر مدل Midilli و همکاران انتخاب شد. نتایج بررسی‌های شبکه عصبی مصنوعی نشان داد که به‌ترتیب ضرایب تبیین ۰/۹۹۹۴ و ۰/۹۹۹۶، ریشه خطای میانگین مربعات ۰/۰۰۳۶ و ۰/۰۰۱۴ و میانگین خطای مطلق ۰/۰۴۴ و ۰/۰۳۸ در شرایط مختلف خشک‌کردن سیر و موسیر را پیش‌بینی نماید. همچنین سیستم استنتاجی فازی این مقادیر را برای سیر و موسیر به‌ترتیب (ضرایب تبیین ۰/۹۹۹۷ و ۰/۹۹۹۸، ریشه خطای میانگین مربعات ۰/۰۰۲۷ و ۰/۰۰۱۱ و میانگین خطای مطلق ۰/۰۳۲ و ۰/۰۲۹) به‌دست آورد. مقایسه نتایج به‌دست آمده از مدل‌های ریاضی، شبکه‌های عصبی مصنوعی و منطق فازی نشان داد که ریشه خطای میانگین مربعات در منطق فازی کمتر از شبکه‌های عصبی مصنوعی و مدل‌های ریاضی است.

واژه‌های کلیدی: خشک‌کن بستر سیال، سیر و موسیر، شبکه‌های عصبی مصنوعی، منطق فازی و نسبت رطوبت

مقدمه

سیر (*Allium sativum* L.) یکی از مهم‌ترین محصولات کشاورزی است که به‌طور وسیع در جهان تولید می‌شود و به‌عنوان چاشنی و بدون هیچ عمل آماده‌سازی مورد استفاده قرار می‌گیرد. که علاوه بر استفاده از آن در محصولات غذایی به‌عنوان ماده ضدسرطان نیز کاربرد زیادی دارد. سیر علاوه بر مصرف تازه آن به شکل‌های دیگری نیز مورد استفاده قرار می‌گیرد. سیر خشک شده یکی از فراورده‌های غذایی است که از نظر تجاری دارای اهمیت زیادی است و به شکل‌های ورقه‌ای یا پودر تهیه و به‌عنوان افزودنی در مواد غذایی استفاده و یا به مصارف دارویی می‌رسد (Sharma *et al*., 2009).

موسیر (*Allium hirtifolium Boiss* . L.) گیاهی چند ساله از خانواده Alliaceae است. این گیاه بومی ایران بوده و به‌صورت وحشی در مراتع و کوهستان‌های ایران می‌روید. موسیر در اکثر مناطق کشور به‌صورت خشک مورد مصرف قرار می‌گیرد. به‌علاوه این گیاه در تهیه مقادیر قابل‌توجهی پتاسیم، فسفر، کلسیم، منیزیم، سدیم، ترشی و به‌عنوان افزودنی به ماست و ترشی کاربرد دارد. موسیر از نظر طبی جزو گیاهان دارویی مهم بوده و برای کاهش فشار خون مورد استفاده قرار می‌گیرد. همچنین برگ‌ها و پیازهای توپر آن قسمت‌های خوراکی موسیر می‌باشد. پودر آن به‌عنوان یک افزودنی خوشمزه یا ادویه مواد غذایی در ایران استفاده می‌شود (Kouchakzadeh, 2014). خشک‌کردن یکی از قدیمی‌ترین روش‌های نگهداری مواد غذایی و محصولات کشاورزی است که تا حد زیادی بر کیفیت محصول از نظر رنگ، بافت، اندازه و طعم تاثیرگذار می‌باشد. در

۱ و ۲- به‌ترتیب دانشجوی دکترا و استاد، گروه مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل، ایران
۳- دانشیار، گروه مهندسی بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بوعلی سینا، همدان، ایران
۴- استادیار، گروه مهندسی بیوسیستم، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه اراک، اراک، ایران
(*- نویسنده مسئول: Email: sirwankaweh@uma.ac.ir)
DOI: 10.22067/jam.v9i1.66231

خشک‌کردن علاوه بر جلوگیری از فساد ماده غذایی ناشی از حمله میکروارگانیسم‌ها یا واکنش‌های شیمیایی، وزن ماده غذایی به دلیل از دست رفتن رطوبت محصول کاهش می‌یابد و در هزینه‌های حمل و نقل و بسته‌بندی و نگهداری صرفه‌جویی می‌شود (Kaleta *et al*., 2013; Adak *et al*., 2017).

سیال‌سازی یکی از روش‌هایی است که به‌طور گسترده در خشک‌کردن محصولات کشاورزی و مواد غذایی استفاده می‌شود. روش بسترسیال به‌عنوان یک فرآیند آرام و یکنواخت خشک‌شدن شناخته شده که قابلیت کاهش رطوبت مواد را با بازده بالا دارد. مشخصه این فرآیند، استفاده از موادی با میزان رطوبت بالا و کنترل حرارتی مناسب به علت اختلاط مواد است (Aghbashlo *et al*., 2014). مطالعات متعددی در مورد خشک‌کردن محصولات کشاورزی با خشک‌کن بسترسیال مانند سیب (Kaleta *et al*., 2013)، پیاز (Bebartta *et al*., 2014)، بنه (Amiri Chayjan and Kaveh, 2014) و برنج (Foroughi-dahr *et al*., 2015) انجام شده است.

هنگامی که بین پارامترهای وابسته و مستقل روابط پیچیده‌ای وجود دارد، روش‌های بهینه‌سازی می‌توانند بهترین گزینه برای حل این پیچیدگی‌ها باشند. یکی از این روش‌ها، شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANNs) است که یک روش غیرالگوریتمی بر اساس آموزش و یادگیری با استفاده از داده‌های موجود می‌باشد. همچنین شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANNs) قادر به پیش‌بینی متغیرهای وابسته بر اساس متغیرهای مستقل در محدوده یادگیری است (Samadi *et al*., 2013). شبکه‌های عصبی مصنوعی شامل یک الگوی پردازش اطلاعات و ابزاری قدرتمند به‌منظور شبیه‌سازی، الهام گرفته از نرون‌های بیولوژیک است. با این رویکرد، شبکه‌های عصبی مصنوعی همانند ساختار بیولوژیکی مغز انسان با ترکیب ویژگی‌هایی همچون قدرت یادگیری، تعمیم‌دهی، پردازش موازی و تصمیم‌گیری، قابلیت حل کامل مسائلی پیچیده با ماهیتی خطی یا غیرخطی را خواهند داشت (Silva *et al*., 2015). محققین زیادی برای پیش‌بینی خواص محصولات کشاورزی از شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده نمودند از جمله: پیش‌بینی نسبت رطوبت و نرخ خشک‌کردن بادمجان با استفاده از خشک‌کن پیوسته (Kaveh *et al*., 2017)، پیش‌بینی نسبت رطوبت خشک‌کردن آویشن با استفاده از خشک‌کن مایکروویو (Sarimeseli *et al*., 2014)، پیش‌بینی زمان خشک‌کردن ذرت با استفاده از خشک‌کن مایکروویو- بستر سیال (Momenzadeh *et al*., 2011) و پیش‌بینی نرخ خشک‌کردن و نسبت رطوبت خشک‌کردن هویج با استفاده از خشک‌کن بستر سیال (Nazghelichi *et al*., 2011).

به تازگی، ابزار پیش‌بینی جدیدتر و دقیق‌تر مانند سیستم منطق فازی جهت پیش‌بینی و بهینه‌سازی پارامترهای فرآیند خشک کردن در روش‌های مختلف استفاده می شود. تئوری مجموعه‌های فازی و منطق فازی نخستین بار توسط Zadeh (۱۹۶۵) مطرح شد. هدف اولیه وی توسعه مدلی کارامدتر برای توصیف فرآیند پردازش زبان‌های طبیعی بود. اساس نظریه فازی را می‌توان به نظریه مجموعه‌های فازی و در نتیجه انتخاب تابع عضویت مناسب برای این مجموعه‌ها دانست در مطالعات مختلف و بسته به ماهیت مسأله، از توابع گوناگون استفاده می‌شود (Mohamed, 2011). به‌طور کلی، روش منطق فازی به‌عنوان یک انقلاب برای برخی از فرآیندهای پیچیده که فاقد تکنیکی موثر برای مدل‌سازی‌های جامع و موثر می‌باشد. واحدهای اساسی و لازم برای استفاده از هر رویکرد مدل فازی وجود دارد عبارتند از: پایگاه قواعد فازی، موتور استنتاج فازی، فازی ساز و غیرفازی‌ساز (Jafari *et al*., 2016) برخی از محققین از منطق فازی برای مواد غذایی استفاده کردند از جمله: برای پیش‌بینی برخی خواص خشک کردن پیاز (Jafari *et al*., 2016) برای پیش‌بینی کیفیت آب (Gharibi *et al*., 2012) و برای پیش‌بینی نسبت رطوبت خشک کردن کدو (Tavakolipour *et al*., 2015).

با این حال با توجه به مطالعات صورت گرفته، پژوهشی در مورد فرآیند خشک‌کردن سیر و موسیر با خشک‌کن بسترسیال و همچنین پیش‌بینی نسبت رطوبت خشک‌کردن این دو محصول با مدل‌های ریاضی، شبکه‌های عصبی مصنوعی و منطق فازی صورت نگرفته است. بنابراین با توجه به ضرورت‌های بیان شده هدف از این پژوهش، ارزیابی تاثیر دمای هوا و سرعت هوای ورودی در روند خشک‌کردن سیر و موسیر در خشک‌کن بستر سیال و همچنین پیش‌بینی نسبت رطوبت سیر و موسیر به کمک مدل‌های ریاضی، شبکه‌های عصبی مصنوعی و منطق فازی می‌باشد.

مواد و روش‌ها

سیر و موسیر تازه با درجه رسیدگی و رنگ یکنواخت از بازار محلی در شهر همدان خریداری و تهیه گردید. برای جلوگیری از کاهش رطوبت اولیه محصولات، نمونه‌های مورد آزمایش، تا زمان انجام شروع آزمایش‌ها داخل دو پلاستیک مهر و موم شده به صورت جداگانه، در داخل یخچال با دمای ۱°C±۴ در آزمایشگاه پس از برداشت دانشگاه بوعلی سینا همدان نگهداری شد. برای انجام آزمایش‌ها، به‌منظور رسیدن به دمای اتاق، نمونه‌ها دو ساعت قبل از برش‌زدن از یخچال خارج می‌شدند. نمونه‌ها با استفاده از دستگاه برش کاتر (شکل ۱) از مقطع عرضی با ضخامت ۰/۱±۳ برش داده می‌شد. برای تعیین رطوبت اولیه محصولات از نمونه‌های ورقه‌ای ۲۵ گرمی استفاده شد که به مدت ۲۴ ساعت در دمای ۷۰°C با استفاده از روش آون داغ مقدار رطوبت اولیه این محصولات به‌دست آمد. رطوبت اولیه برای سیر و موسیر با روش آون داغ به‌ترتیب ۰/۶۰، و۱/۹۹ بر پایه خشک محاسبه شدند.



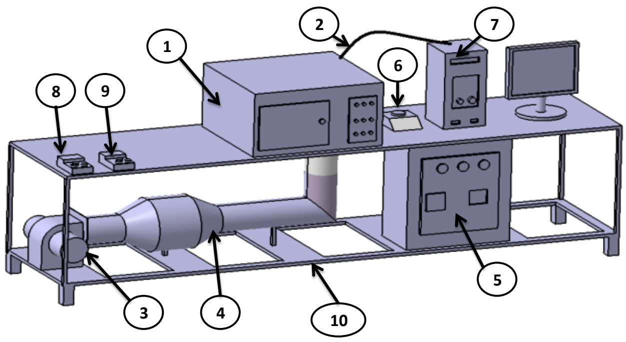
شکل ۱- دستگاه برش: (۱) شاسی، (۲) تیغه، (۳) فک ثابت و (۴) فک متحرک

Fig. 1. Cutting machine (1) Chassis, (2) Blade, (3) Fixed jaw and Movable jaw

خشک‌کن آزمایشگاهی و تجهیزات مورد استفاده

برای انجام آزمایش‌ها از یک خشک‌کن بسترسیال موجود در گروه مهندسی بیوسیستم دانشگاه بوعلی سینا همدان استفاده گردید (شکل ۲). اجزای اصلی خشک‌کن عبارتند از: المنت‌های گرم‌کننده هوا (۵ المنت ۳۰۰ واتی)، محفظه خشک‌کن (محل قرارگیری نمونه‌ها)، سیستم کنترل (سرعت دمنده و دمای هوای ورودی به محفظه خشک‌کن)، دمنده گریز از مرکز برای تأمین جریان هوا و لوله‌های رابط برای جریان و انتقال هوا، محفظه استوانه‌ای خشک‌کن. دمنده گریز از مرکز دارای قابلیت تغییر میزان هوای ورودی به محفظه خشک‌کن است. تنظیم سرعت هوای ورودی با تغییر سرعت دمنده و به‌صورت دستی توسط یک اینورتر (Vincker VSD2, ABB Co.، ساخت تایوان با درجه تفکیک ۰/۱ هرتز که به الکتروموتور متصل است انجام می‌شود. پیچاندن پیچ تنظیم اینورتور موجب تغییر فرکانس برق در خروجی و تغییر دور دمنده شد. افزایش یا کاهش دور دمنده، افزایش یا کاهش سرعت جریان هوا را به‌همراه داشت. موتور مورد استفاده از نوع سه فاز می‌باشد که دارای تعداد دور ۲۸۰۰ rpm و قدرت ۲۵۰ W می‌باشد. دمای هوای خشک‌کن در محل قرارگیری نمونه‌ها به‌طور مستقیم با ترموکوپل اندازه‌گیری می‌شود که در زیر محفظه قرارگرفته است. همچنین برای جلوگیری از تلفات حرارتی، دور کانال منتهی به محفظه با پشم شیشه عایق‌بندی شد.

برای توزین نمونه‌ها در حین مراحل خشک‌کردن از یک ترازوی دیجیتال (AND GF- 600، ژاپن) با درجه تفکیک ۰/۰۰۱ گرم استفاده شد. از ترموستات (آتبین مگا، ایران) با درجه تفکیک ۰/۱ درجه سلسیوس که با ترموکوپل نوع K کار می‌کرد، برای تنظیم دمای هوای ورودی استفاده گردید. برای اندازه‌گیری دبی هوای ورودی محفظه خشک‌کن، از یک سرعت‌سنج هوای توربینی لوترون (YK, 80AM، تایوان) با درجه تفکیک $\pm 1\ m\ s^{-1}$ مورد استفاده قرار گرفت. برای اندازه‌گیری دمای محیط و محفظه خشک‌کن و همچنین رطوبت نسبی هوا، از دستگاه رطوبت‌سنج- دماسنج لوترون (Lutron, YK-2005RH, Taiwan) استفاده شد.



شکل ۲- شماتیک خشک‌کن آزمایشگاهی بستر سیال: (۱) اتاق خشک‌کن، (۲) سنسور سرعت هوا، (۳) فن و موتور الکتریکی، (۴) گرم‌کننده الکتریکی، (۵) اینورتر و ترموستات، (۶) ترازو، (۷) کامپیوتر، (۸) دماسنج، (۹) رطوبت‌سنج و (۱۰) شاسی

Fig. 2. Schematic diagram of laboratory scale fluidized bed dryer: (1) Drying chamber (2) Air velocity sensor (3) Fan and electrical motor, (4) Electrical heater, (5) Invertor and thermostat, (6) Scale, (7) Computer, (8) Thermometer, (9) Hygrometer and (10) Chassis

قبل از شروع آزمایش‌ها، دستگاه خشک‌کن به مدت نیم ساعت برای رسیدن به شرایط تعادل پایدار زودتر روشن می‌شد. آزمایش‌ها با برش‌های سیر و موسیر با ضخامت سه میلی‌متر به‌صورت جداگانه در سه سطح دمایی (۴۰، ۵۵ و ۷۰°C) و سه سطح سرعت هوای ورودی (۰/۵ و ۱/۵ و ۲/۵ $m\ s^{-1}$) صورت گرفت و تغییرات وزنی آن‌ها در فواصل زمانی مشخص، با استفاده از ترازوی دیجیتالی ثبت گردید. در نهایت تمامی فرآیند آزمایش‌ها از رطوبت اولیه ۰/۶۰ برای سیر و ۱/۹۹ برای موسیر تا زمانی که رطوبت نهایی سیر و موسیر به‌ترتیب به ۰/۱ و ۰/۱ بر پایه خشک می‌رسید متوقف می‌شد. تمامی آزمایش‌ها در سه تکرار انجام گرفت.

برازش منحنی‌های خشک کردن

نسبت رطوبت با توجه به رطوبت اولیه، رطوبت تعادلی و رطوبت نمونه‌ها در هر لحظه در طول خشک‌کردن سیر و موسیر به‌وسیله رابطه (۱) محاسبه گردید (Mahani and Aghkhani, 2016; Doymaz *et al*., 2015):

$$MR = \frac{M_o - M_e}{M_b - M_e} \qquad (۱)$$

که در آن MR نسبت رطوبت (بدون بعد)، M_o نسبت رطوبت در زمان t، M_b و M_e به‌ترتیب، رطوبت اولیه و رطوبت تعادلی بر پایه خشک (d.b.) می‌باشند.

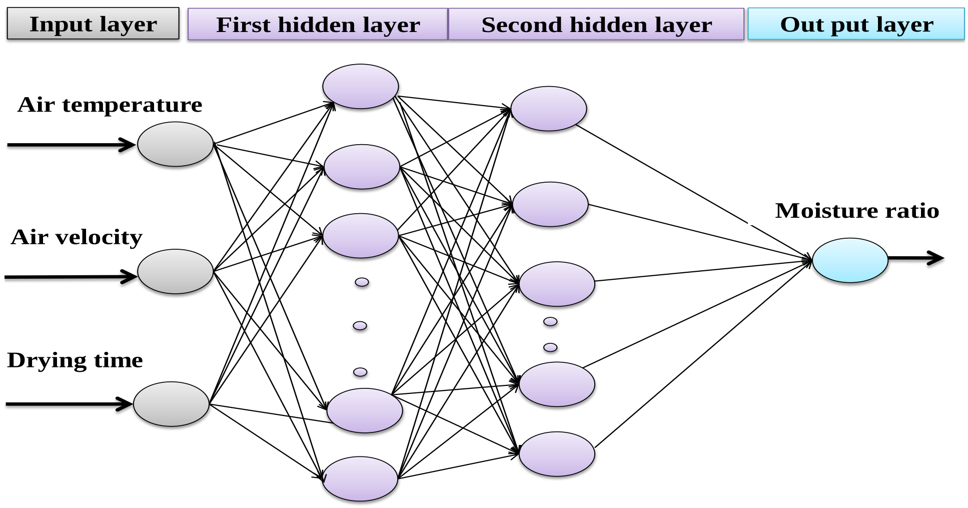
برای زمان‌های طولانی خشک شدن در خشک‌کن بستر سیال، مقدار M_e در مقایسه با مقادیر M_o و M_b خیلی کوچک می‌باشد بنابراین رطوبت تعادلی صفر در نظر گرفته شد و رابطه به‌صورت $MR = \frac{M_o}{M_b}$ خلاصه شد.

مدل‌های ریاضی

برای تطبیق مدل های تجربی با داده‌های به‌دست آمده از آزمایش از نرم‌افزار Curve Expert ۱/۴ استفاده شد. ۱۳ مدل خشک‌کردن (Page, Logarithmic, Demir *et al*, Two-term, Midilli *et al*, Newton, Henderson and Pabis, Wang and Singh, Weibull, Logestic, Aghbashlo *et al*, Modified Page, Verma *et al*.) به داده‌های به‌دست آمده از آزمایش برای یافتن مناسب‌ترین مدل جهت تشریح رفتار خشک‌شدن سیر و موسیر در خشک‌کن بستر سیال برازش داده شدند.

طراحی روند آموزش شبکه‌های عصبی مصنوعی

ساختار عمومی شبکه عصبی پرسپترون چندلایه در شکل ۳ نشان داده شده است. از این شبکه برای پیش‌بینی نسبت رطوبت با سه نرون در لایه اول که برابر با تعداد ورودی‌ها از جمله دمای هوای ورودی، سرعت هوای ورودی و زمان خشک‌کردن بوده است استفاده شد.



شکل ۳- ساختار شبکه عصبی با دو لایه پنهان

Fig. 3. Selected ANN structure with two hidden layers

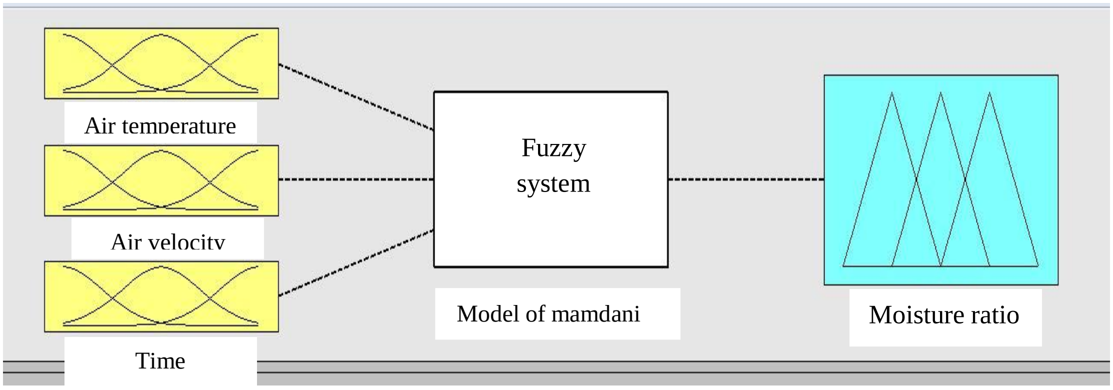
به‌منظور بررسی و ارزیابی شبکه‌های مختلف، پایگاه داده‌ای به دو دسته آموزش و ارزیابی تقسیم شد. حدود ۲۵٪ کل داده‌ها (۳۶ داده برای سیر و ۴۹ داده برای موسیر) به‌طور تصادفی برای ارزیابی شبکه‌های آموزش‌دیده و ۷۵٪ داده‌ها (۱۰۷ داده برای سیر و ۱۴۵ داده برای موسیر) به‌منظور آموزش شبکه انتخاب شدند. یک شبکه پرسپترون دو و سه لایه با توابع فعال‌سازی مختلف برای تعیین ساختار مطلوب مورد آزمایش قرار گرفت. تعداد نرون‌های لایه میانی (یک لایه و دو لایه) از سه تا ۲۰ تغییر داده شدند. به‌منظور پردازش داده‌های مورد آزمایش از دو شبکه پس انتشار پیش‌خور (Feed Forward Back Propagation (FFBP)) و پس‌انتشار پیشرو (Cascad Forward Back Propagation (CFBP)) استفاده شد. همچنین از توابع آموزش لونبرگ- مارکوارت ((Levenberg-Marquardt (LM)) و تنظیم بیزی (Bayesian Regulation (BR)) برای بهنگام‌سازی وزن‌های شبکه‌های مورد نظر به‌کار گرفته شد.

در طی فرآیند آموزش، شبکه‌های عصبی مصنوعی به کمک داده‌های آموزشی، ارتباط بین نرون‌ها را در هر چرخه آموزش فرا می‌گیرند تا این مقادیر پیش‌بینی شده به مقادیر خروجی مطلوب نزدیک شوند و مقادیر خطای حاصل از مقادیر خطای مشخص‌شده کمتر گردد. پارامترهای ترکیبی مانند تعداد لایه‌های پنهان، تعداد نرون‌ها، تعداد چرخه آموزش، در طی فرآیند آموزش شبکه و به روش آزمون و خطا تعیین می‌شوند.

شبکه‌های عصبی مصنوعی از چندین لایه تشکیل می‌شوند. لایه‌های ابتدایی و انتهایی به‌ترتیب لایه ورودی و لایه خروجی نام دارند. همچنین بین این دو لایه ممکن است یک یا دو لایه پنهان وجود داشته باشند. طی فرآیند آموزش این وزن‌ها و مقادیر ثابتی که با آن‌ها جمع می‌شود اصطلاحاً بایاس نامیده می‌شوند، به‌طور پی در پی تغییر می‌کند تا خطا به کمترین مقدار خود برسد. پس از محاسبه هر خروجی، شبکه تحت یک تابع فعال‌سازی شروع به اصلاح آن می‌کند. برای بهینه‌سازی ساختار شبکه از سه تابع فعال‌سازی تابع سیگموئید لگاریتمی (LOG)، تابع خطی (PUR) و تانژانت هایپربولیک سیگموئید (TAN) استفاده شد (Kaveh *et al*., 2017).

طراحی روند منطق فازی

در این مطالعه از سامانه استنتاج فازی به‌عنوان فرآیندی سینماتیک برای تبدیل دانش به یک نگاشت غیرخطی استفاده شد. دلیل این امر، توانایی روش‌های مبتنی بر منطق فازی در شبیه‌سازی رفتار انسان در تصمیم‌گیری‌های غیرقطعی در بحث تشخیص و تعیین کیفیت محصولات غذایی بود. سیستم استنتاج فازی برا اساس قواعد اگر- آنگاه بنا شده است که با استفاده از این قواعد می‌توان ارتباط بین ورودی و یا خروجی را به‌دست آورد. متغیرهای ورودی سامانه فازی طراحی شده در این مطالعه، دمای هوای ورودی (°C)، سرعت هوای ورودی (ms^{-1}) و زمان خشک‌کردن (min) بود. همچنین متغیر خروجی منطق فازی در این بخش نسبت رطوبت بود (شکل ۴).



شکل ٤- شکل کلی از مدل منطق فازی مورد استفاده در این مطالعه

Fig. 4. Overall form of fuzzy logic classifying model

جدول ۱، مختصری از پارامترهای ورودی و خروجی (مرز و سطوح) برای شبکه‌های عصبی مصنوعی و منطق فازی را نشان می‌دهد. قوانین فازی نیز بر اساس نظر کارشناسان خبره تعریف شدند. این قوانین برای برقراری ارتباط بین ورودی و خروجی متغیرها به‌کار گرفته شدند. در تدوین سامانه استنتاج فازی از روش ممدانی و تابع عضویت مثلثی (trimf) برای تغییرات ورودی و خروجی استفاده شد. در جدول ۲، محدوده متغیرهای وابسته استفاده شده، به‌همراه توابع عضویت تعریف شده برای متغیرهای ورودی و خروجی گزارش شده است. به‌طور کلی، ۸۱ قوانین اگر- سپس با عملگر "AND" برای خشک‌کردن لایه نازک هر یک از محصولات سیر و موسیر به‌دست

آمد.

جدول ۱- خلاصه‌ای از پارامترهای ورودی و خروجی برای ANN و Fuzzy logic

Table 1- Summary of input and output parameters for ANN and fuzzy logic

Parameter	Symbol	Unit	Category	Min	Max
Air temperature	T	°C	Input	40	70
Air velocity	V	m s^{-1}	Input	0.5	2.5
Drying time (garlic)	DT	min	Input	0	310
Drying time (shallot)	DT	min	Input	0	180
Moisture ratio	MR	-	Output	0.0617	1

برای فازی کردن پارامترهای ورودی دما و سرعت هـوای ورودی از متغیرهای لفظی، کـم (L)، متوسـط (M) و زیـاد (H) بـرای متغیـر ورودی زمـان خشـک‌کـردن و متغییـر خروجـی نسـبت رطوبـت از متغیرهای لفظی، خیلی خیلی کم (VVL)، خیلی کم (VL)، کـم (L)، متوسط منفی (NM)، متوسط (M)، متوسط مثبـت (PM)، زیـاد (H)، خیلی زیاد (VH)، خیلی خیلی زیاد (VVH)، استفاده شد.

جدول ۲- متغیرهای ورودی به همراه تابع عضویت برای فازی سازی فرآیند خشک‌کردن سیر و موسیر

Table 2- Input variables accompanied by membership functions to fuzzification of drying process of Garlic and shallot

Variable	Membership function	Range Triangular	
		Garlic	Shallot
Drying temperature	Low	40,45,50	40,45,50
	Medium	45,50,55	45,50,55
	High	55,65,70	55,65,70
Air velocity	Low	0.5, 0.75, 1	0.5, 0.75, 1
	Medium	0.75,1.5, 2	0.75,1.5, 2
	High	1.5, 2, 2.5	1.5, 2, 2.5
Drying time	Too much low	0,0,20	0,0,30
	Very low	0,20,30	0,30,60
	Low	20,40,60	30,60,90
	Negative medium	40,60,80	60,90,120
	Medium	60, 80, 100	90,150,180
	Positive medium	80,100,120	150, 180, 220
	High	100,120,140	180, 220, 260
	Very high	120,140,160	220,260,290
	Very very high	160,180,180	260, 290,310
Moisture ratio	Too much low	(0,0,0.006)	(0,0,0.006)
	Very low	(0.005,0.01,0.03)	(0.005,0.01,0.03)
	Low	0.01, 0.04, 0.08	0.01, 0.04, 0.08
	Negative medium	0.06, 0.1, 0.3	0.06, 0.1, 0.3
	Medium	0.1, 0.3, 0.45	0.1, 0.3, 0.45
	Positive medium	(0.3, 0.5, 0.6)	(0.3, 0.5, 0.6)
	High	0.5, 0.65, 0.7	0.5, 0.65, 0.7
	Very high	0.6, 0.74, 0.8	0.6, 0.74, 0.8
	Very very high	0.7, 0.9, 1	0.7, 0.9, 1

از نـرم‌افـزار Neural Network Toolbox MATLAB (ver4.01) نیـز بـرای انجـام تحلیـل‌هـا بـرای طراحـی و ارزیـابی شبکه‌های عصبی مصنوعی و منطق فازی در پـیش‌بینـی پارامترهـای خشک‌کردن استفاده شد.

آنالیز مدل‌های پیش‌بینی

برای مقایسه مدل‌های ریاضی، شـبکه‌هـای عصـبی مصـنوعی و منطق فازی در پیش‌بینی نسبت رطوبت سیر و موسیر از آزمایش سـه سطح دمایی (۴۰، ۵۵ و ۷۰°C) و سـه سـطح سـرعت هـوای ورودی (۰/۵ و ۱/۵ و ۲/۵ ms^{-1}) استفاده شـد. معیارهـایی از جملـه ضـریب تبیـین (همبسـتگی) (R^2)، شـاخص ریشـه میـانگین مربعـات خطـا (RMSE)، میـانگین خطـای مطلـق (MAE) بـرای تعیـین کیفیـت عملکرد مدل‌های ریاضی، شبکه‌های عصبی مصنوعی و منطق فـازی در این پژوهش مورد استفاده قرار گرفته شده‌انـد. بـا توجـه بـه نتـایج حاصله، هرچه‌قدر این میانگین مربعات خطا به صفر و ضریب تبیین به یک نزدیک‌تر باشد، بیانگر اختلاف کمتـری بـین داده‌هـای واقعـی و داده‌های پـیش‌بینـی شـده خواهـد بـود (Murthy and Manohar,

2014; Kaveh and Amiri Chayjan, 2017):

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{N}(S_i - T_i)^2}{\sum_{i=1}^{N}(S_i - T_m)^2} \quad , \tag{۲}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(S_i - T_i)^2} \tag{۳}$$

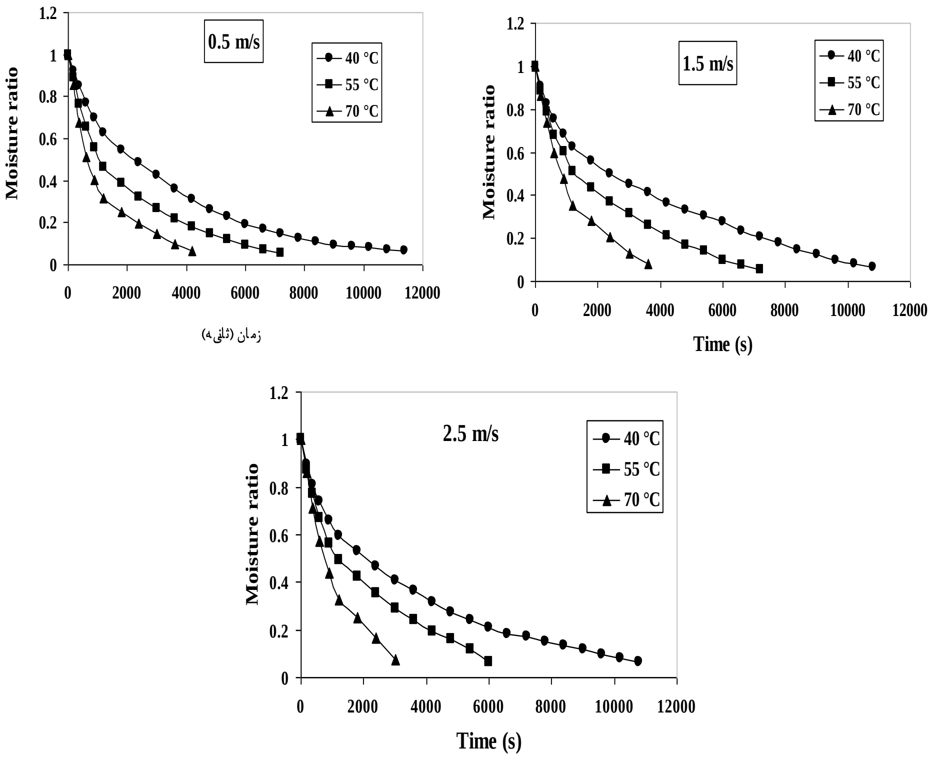
$$MAE = \frac{1}{N}\sum_{p=1}^{N}\left|S_i - T_i\right| \tag{۴}$$

در این روابط S_i مقدار پیش‌بینی‌شده، برای الگوی i ام، T_i مقدار آزمایشی برای الگوی i ام، T_m میانگین مقادیر پیش‌بینی شده و N تعداد کل داده‌ها است.

نتایج و بحث

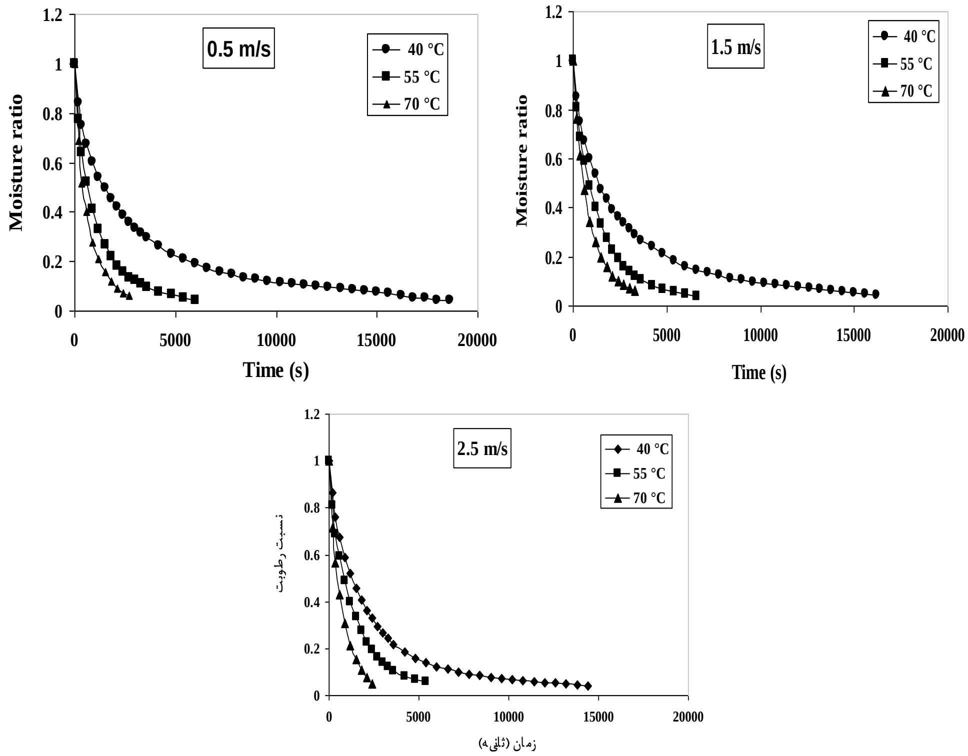
سینتیک خشک‌شدن

شکل ۵ و ۶ نمودار مربوط به نسبت رطوبت و زمان خشک‌کردن می‌باشد. با توجه به شکل، با افزایش دما و سرعت هوای ورودی، سرعت خروج رطوبت از سیر و موسیر سریع‌تر شده و زمان خشک شدن کاهش یافت. این روند در دماهای بالاتر با شدت بیشتری رخ داد. بر این اساس کمترین زمان خشک شدن برای هر دو محصول سیر و موسیر در دمای ۷۰°C محصول اتفاق افتاد و بیشترین زمان خشک شدن در دمای ۴۰°C به‌دست آمد. یکی از دلایلی که منجر به این اتفاق شد این بود که با افزایش دمای هوای ورودی، دمای درون محفظه افزایش یافته و باعث کاهش بیشتر میزان رطوبت نمونه‌ها می‌شود. به عبارت دیگر دمای بالاتر، باعث انتقال بیشتر جرم و حرارت و کاهش رطوبت شدیدتر می‌شود. با این حال میزان کاهش رطوبت، به علت بیشتر شدن انرژی جنبشی مولکول‌ها و افزایش انتقال جرم، افزایش یافت. نتایج مشابهی در خشک‌کردن به‌وسیله خشک‌کن بستر سیال برای محصولات پیاز (Bebartta *et al*., 2014)، بنه (Amiri Chayjan and Kaveh, 2014)، خرما (Puspasari *et al*., 2012)، برنج (Khanali *et al*., 2016) و پوست هندوانه (Oberoi and Sogi, 2015) گزارش شده است.



شکل ۵- تغییرات نسبت رطوبت سیر در شرایط سرعت هوا و دمای هوای ورودی

Fig. 5. Moisture ratio variation of garlic in different air velocities and air temperatures



شکل ٦- تغییرات نسبت رطوبت موسیر در شرایط سرعت هوا و دمای هوای ورودی

Fig. 6. Moisture ratio variation of shallot under different air velocities and air temperatures

برازش مدل‌های ریاضی سینتیک خشک‌کردن

پنج مدل ریاضی خشک کردن (جدول ۳) بر اساس بیشترین مقدار ضریب تبیین (R^2) و مقدار میانگین مطلق خطا (MAE) و ریشه خطای مربعات میانگین (RMSE)جهت پیش‌بینی روند خشک‌شدن برای هر دو محصول سیر و موسیر انتخاب شدند. با توجه به نتایج به‌دست آمده از جدول ۳ مقدار ضریب تبیین (R^2) برای هر پنج مدل برای هر دو محصول بالای ۰/۹۹۷۰ بود. با توجه به جدول ۳ مدل Page برای پیش‌بینی خشک کردن سیر و مدل Midilli *et al.* برای پیش‌بینی خشک‌کردن موسیر نسبت به مدل‌های دیگر برازش بهتری داشتند.

جدول ۳- مدل‌های ریاضی مورد استفاده برای نسبت رطوبت

Table 3- Mathematical models applied to fit the drying curves

Model	Equation	References	Garlic			Shallot		
			RMSE	R^2	MAE	RMSE	R^2	MAE
Page	$MR=\exp(-kt^n)$	Kantrong *et al.*, 2014	0.0051	0.9992	0.053	0.0092	0.9981	0.126
Demir *et al.*	$MR=a\exp(-kt)^n+b$	Kaveh and Amiri Chayjan 2017	0.0094	0.9983	0.106	0.0104	0.9977	0.142
Logarithmic	$MR=a\exp(-kt)+b$	Amiri Chayjan *et al.*, 2017	0.0138	0.9974	0.149	0.0074	0.9986	0.109
Two-term	$MR=a\exp(kt)+b\exp(k_1t)$	Akpinar and Toraman, 2016	0.0123	0.9979	0.132	0.0064	0.9988	0.092
Midilli *et al.*	$MR=a\exp(-kt^n)+bt$	Khoshtaghaza *et al.*, 2015	0.0064	0.9990	0.072	0.0020	0.9993	0.046

مدل Page برای پیش‌بینی خشک‌کردن سیر بیشترین مقدار ضریب تبیین (R^2=۰/۹۹۹۴)، کمترین ریشه خطای مربعات میانگین

(RMSE=۰/۰۰۵۱) و میانگین مطلق خطا (MAE=۰/۰۵۳) به‌دست آمد. مدل Midilli و همکاران برای خشک‌کردن موسیر بیشترین مقدار ضریب تبیین (R^2=۰/۹۹۹۳)، کمترین ریشه خطای مربعات میانگین (RMSE=۰/۰۰۲) و میانگین مطلق خطا (MAE =۰/۰۴۶) به‌دست آمد. Amiri Chayjan and Kaveh (2014) مدل Logestic را برای پیش‌بینی نسبت رطوبت بنه در یک خشک‌کن بستر سیال پیشنهاد دادند. Khoshtaghaza و همکاران (۲۰۱۵) برای پیش‌بینی نسبت رطوبت سویا در یک خشک کن بسترسیال- مایکروویو مدل Page را به‌عنوان بهترین مدل انتخاب کردند.

شبکه‌های عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی نسبت رطوبت

شبکه‌های عصبی پس‌انتشار پیشرو و پیش‌خور برای پیش‌بینی نسبت رطوبت استفاده شدند. الگوریتم‌ها با استفاده از نگاشت غیرخطی بین پارامترهای ورودی (سرعت هوای ورودی، دمای هوای ورودی و زمان خشک کردن) و پارامترهای خروجی (نسبت رطوبت) آموزش داده شدند. تعداد نرون‌های پنهان با اضافه شدن در لایه‌های پنهان به‌جای x و y با استفاده از معماری ۱-y-۳ و ۱-x-y-۳ به‌ترتیب برای شبکه با یک و دولایه پنهان تغییر داده شدند.

برای دست‌یابی به ساختار بهینه شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANNs) برای پیش‌بینی نسبت رطوبت برای محصولات سیر و موسیر، شبکه‌هایی با آرایش‌های مختلف و تعداد نرون‌های متفاوت در لایه(های) میانی مورد ارزیابی قرار گرفتند. چندین آرایش از RMSE کمتر و R^2 بالاتری برخوردار بودند که در قالب دو ساختار پیش‌رو (CFBP) و پیش‌خور (FFBP) در جدول ۴ برای خشک‌کن بستر سیال ارائه شده است. در پیش‌بینی نسبت رطوبت سیر برای داده‌های آموزش، استفاده از الگوریتم آموزش LM به‌همراه شبکه FFBP با توپولوژی ۱-۷-۷-۳ ، با تابع فعال‌سازی TAN-TAN-PUR و چرخه آموزش ۱۷۷ دارای کمترین مقدار ریشه میانگین مربعات خطا (۰/۰۰۳۶) و بیشترین مقدار ضریب تبیین (۰/۹۹۹۴) است.

جدول ٤- نتایج روش‌های مختلف ANN در برآورد نسبت رطوبت سیر و موسیر

Table 4- The results of the different arrangements of ANN in estimating moisture ratio of garlic and shallot

Product	Network	Training algorithm	Threshold function	Number of layers and neurons	Test			Train			Epoch
					RMSE	R^2	MAE	RMSE	R^2	MAE	
Garlic	FFBP	LM	TAN-TAN-PUR	3-7-7-1	0.0036	0.9994	0.044	0.0042	0.9993	0.056	177
Shallot	CFBP	LM	TAN-TAN-LOG	3-20-20-1	0.0014	0.9996	0.038	0.0038	0.9994	0.049	135

همچنین برای پیش بینی داده‌های آموزش نسبت رطوبت موسیر بهترین نتیجه در الگوریتم آموزش LM به‌همراه شبکه CFBP، توپولوژی ۱-۲۰-۲۰-۳ ، با تابع فعال‌سازی TAN-TAN-LOG و چرخه آموزش ۱۳۵ دارای کمترین ریشه میانگین مربعات خطا (۰/۰۰۱۴) و بیشترین مقدار ضریب تبیین (۰/۹۹۹۶) به‌دست آمد. برای پیش‌بینی نسبت رطوبت آویشن با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی مقدار ضریب تبیین (۰/۹۹۹۹) و ریشه میانگین مربعات خطا (۰/۰۳۵) به‌دست آمد (Sarimeseli *et al*., 2014). همچنین برای پیش‌بینی نسبت رطوبت شلغم با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی مقدار ضریب تبیین (۰/۹۹۹۰) و میانگین مربعات خطا (۰/۰۰۰۷) محاسبه شد (Kaveh and Amiri Chayjan, 2017).

نتایج به‌دست آمده از مدل‌سازی با استفاده از منطق فازی

شبیه‌سازی نسبت رطوبت با استفاده از رویکرد سیستم استنتاج ممدانی در MATLAB تحت اگر- سپس با سه ورودی (دما هوای ورودی، سرعت هوای ورودی و زمان خشک کردن) و یک خروجی (نسبت رطوبت) انجام شد. به این ترتیب، قوانین فازی برای ورودی و خروجی‌های متغیر تعریف شد به‌طور کلی، ۸۱ قوانین اگر- سپس با اپراتور برای خشک‌کردن لایه نازک سیر و موسیر در خشک‌کن بستر سیال تحت دما هوای ورودی، سرعت هوای ورودی و زمان خشک کردن استفاده شد. توابع عضویت مثلثی برای تنظیم برخی از تغییرات در چهار متغیر (دما هوای ورودی، سرعت هوای ورودی، زمان خشک کردن و نسبت رطوبت) استفاده شد.

پس از مدل‌سازی تکمیل شده توسط منطق فازی، عملکرد مدل فازی با استفاده از معیارهای مختلف آماری (R^2، RMSE و MAE) مورد بررسی قرار گرفت. با توجه به جدول ۵ نتایج نشان داد که، در پیش‌بینی نسبت رطوبت با مدل منطق فازی، به‌ترتیب R^2=۰/۹۹۹۷ و R^2= ۰/۹۹۹۸ برای سیر و موسیر به‌دست آمد. همچنین مقدار RMSE=۰/۰۰۲۷ برای سیر و RMSE =۰/۰۰۱۱ برای موسیر محاسبه شد.

جدول ۵- نتایج منطق فازی در برآورد نسبت رطوبت سیر و موسیر

Table 5- The results of the different arrangements of fuzzy logic in estimating moisture ratio of garlic and shallot

Product	RMSE	R^2	MAE
Garlic	0.0027	0.9997	0.032
Shallot	0.0011	0.9998	0.029

توکلی‌پور و همکاران (۲۰۱۴) برای پیش‌بینی نسبت رطوبت کدو با استفاده از سیستم منطق فازی مقدار ۰/۹۱۹ =R^2 و RMSE=۰/۰۶۶۲ را به‌دست آورند. جعفری و همکاران (۲۰۱۶) مقدار ۰/۹۹۷۱ =R^2 با استفاده از سیستم منطق فازی برای پیش‌بینی نسبت رطوبت پیاز را محاسبه کردند.

مقایسه بین مدل‌های ریاضی، شبکه‌های عصبی مصنوعی و منطق فازی

در صورتی که شاخص‌های عملکرد دارای R^2 بالاتر و RMSE پایین‌تر باشند مدل عملکرد بهتری خواهد داشت. برای مثال، اگر ۱۰۰= R^2 و RMSE = ۰ باشد آن‌گاه آن مدل بسیار عالی خواهد بود (Hasanipanah *et al.*, 2016). از مقایسه شاخص‌های آماری در جدول ۶ شاخص RMSE برای پیش‌بینی نسبت رطوبت در سیر (۰/۰۰۵۱ برای مدل ریاضی Page، ۰/۰۰۳۶ برای شبکه‌های عصبی مصنوعی و ۰/۰۰۲۷ برای منطق فازی) و برای موسیر (۰/۰۰۲۰ برای مدل ریاضی Midilli *et al.*، ۰/۰۰۱۴ برای شبکه‌های عصبی مصنوعی و ۰/۰۰۱۱ برای منطق فازی) محاسبه شد. همچنین، مقدار R^2 برای پیش‌بینی نسبت رطوبت در سیر (۰/۹۹۹۲ برای مدل Page، ۰/۹۹۹۴ برای شبکه‌های عصبی مصنوعی و ۰/۹۹۹۷ برای منطق فازی) و برای موسیر (۰/۹۹۹۳ برای مدل Midilli *et al.*، ۰/۹۹۹۶ برای شبکه‌های عصبی مصنوعی و ۰/۹۹۹۸ برای منطق فازی) به‌دست آمد.

جدول ٦- مقایسه روش‌های مختلف (مدل‌های ریاضی، ANN و Fuzzy) برای پیش‌بینی نسبت رطوبت

Table 6- Comparing the different method (mathematical model ،ANN و Fuzzy) used to predict the moisture ratio

Performance index	Garlic			Shallot		
	Page model	ANN	Fuzzy	Midilli *et al* model	ANN	Fuzzy
RMSE	0.0051	0.0036	0.0027	0.0020	0.0014	0.0011
R^2	0.9992	0.9994	0.9997	0.9993	0.9996	0.9998
MAE	0.053	0.044	0.032	0.046	0.038	0.029

همانطور که از این نتایج دیده می‌شود، دقت پیش‌بینی منطق فازی از شبکه‌های عصبی مصنوعی و مدل‌های ریاضی خشک کردن در پیش‌بینی نسبت رطوبت سیر و موسیر با توجه به شاخص‌های آماری بهتر است. از این رو، پیش‌بینی نسبت رطوبت سیر و موسیر با استفاده از منطق فازی بهتر از ANN و مدل‌های ریاضی است.

تجزیه و تحلیل میزان حساسیت

آزمایش‌های حساسیت معمولاً برای تعیین اهمیت نسبی هر یک از پارامترهای مستقل بر روی پارامترهای وابسته برای اطمینان انجام می‌شود. تمام پارامترها مستقل به نوبه خود در تجزیه و تحلیل حساسیت مورد توجه قرار می‌گیرند.

برای به‌دست آوردن میزان حساسیت هر یک از پارامترهای ورودی روی میزان نسبت رطوبت در شبکه‌های عصبی مصنوعی و منطق فازی از روش حذف هر یک از ورودی‌ها (سرعت هوای ورودی، دمای هوای ورودی و زمان خشک کردن) استفاده شد (Muzzammil and Ayyub, 2010). اما در روش مدل‌های ریاضی که فقط زمان خشک‌کردن به‌عنوان ورودی وجود دارد به هر یک از زمان‌های خشک‌کردن میزان ۱۰٪ اضافه و کم شد. نتایج تجزیه و تحلیل حساسیت برای پارامترهای ورودی بر اساس داده‌های گروه‌بندی شده در جدول ۷ و ۸ به‌ترتیب برای سیر و موسیر نشان داده شده است. همچنین نتایج تجزیه و تحلیل حساسیت برای مدل‌های ریاضی در جدول ۹ نشان داده شده است. با توجه به جدول ۷ و ۸، زمان خشک‌کردن و سرعت هوای ورودی به‌ترتیب بیشترین و کمترین تاثیر را بر نسبت رطوبت در هر دو محصول سیر و موسیر در شبکه‌های عصبی مصنوعی و منطق فازی داشتند. با توجه به جدول ۹، افزایش ۱۰درصدی زمان خشک‌کردن برای هر دو محصول تاثیر بیشتری بر حساسیت نشان داد.

جدول ۷- تجزیه و تحلیل پارامترهای غیرمستقیم مستقل برای پیش‌بینی نسبت رطوبت سیر

Table 7- Sensitivity analyses of the non-dimensional independent parameters for predication of moisture ratio of garlic

Inputs	ANN			Fuzzy		
	RMSE	R^2	MAE	RMSE	R^2	MAE
All	0.0036	0.9994	0.044	0.0027	0.9997	0.032
Without air velocity	0.0052	0.9991	0.062	0.0045	0.9994	0.041
Without air temperature	0.0074	0.9988	0.088	0.0069	0.9990	0.078
Without drying time	0.0088	0.9986	0.094	0.0081	0.9988	0.088

جدول ۸- تجزیه و تحلیل پارامترهای غیرمستقیم مستقل برای پیش‌بینی نسبت رطوبت موسیر

Table 8- Sensitivity analyses of the non-dimensional independent parameters for predication of moisture ratio of shallot

Inputs	ANN			Fuzzy		
	RMSE	**R^2**	**MAE**	**RMSE**	**R^2**	**MAE**
All	0.0011	0.9998	0.029	0.0014	0.9996	0.038
Without air velocity	0.0019	0.9996	0.041	0.0025	0.9993	0.052
Without air temperature	0.0044	0.9992	0.060	0.0052	0.9991	0.066
Without drying time	0.0062	0.9989	0.082	0.0074	0.9990	0.087

جدول ۹- تجزیه و تحلیل پارامتر زمان برای پیش‌بینی نسبت رطوبت سیر و موسیر در مدل‌های ریاضی

T**able 9**- Analysis the drying time parameter to predict the moisture content of garlic and shallot in mathematical models

Inputs	Garlic			Shallot		
	RMSE	**R^2**	**MAE**	**RMSE**	**R^2**	**MAE**
All	0.0051	0.9992	0.053	0.0020	0.9993	0.046
Increased by 10%	0.0061	0.9989	0.075	0.0035	0.9990	0.063
Decreased by 10%	0.0057	0.9990	0.069	0.0028	0.9992	0.057

نتیجه‌گیری

رفتار خشک شدن سیر و موسیر به‌صورت لایه نازک در خشک‌کن بستر سیال سه دمای هوای ورودی (۴۰، ۵۵ و ۷۰°C) سه سرعت هوای ورودی (۰/۵، ۱/۵ و ۲/۵ $m\ s^{-1}$) بررسی شد. نتایج نشان داد با افزایش دمای هوای ورودی، زمان خشک شدن سیر و موسیر کاهش می‌یابد. کمترین زمان خشک شدن مربوط به دمای ۷۰°C و سرعت هوای ورودی ۲/۵ ms^{-1} بود. برای پیش‌بینی نسبت رطوبت، از مدل‌های ریاضی، شبکه‌های عصبی مصنوعی و منطق فازی استفاده شد. از ۵ مدل ریاضی (Page, Logarithmic, Demir *et al.*, Two-term and Midilli *et al.*)، از دو شبکه FFBP و CFBP با الگوریتم‌های LM و BR و همچنین از سیستم استنتاجی فازی ممدانی و به‌کارگیری تابع عضویت مثلثی برای پیش‌بینی نسبت رطوبت سیر و موسیر در خشک‌کن بسترسیال استفاده شد. نتایج نشان داد که مدل Fuzzy logic برای هر دو محصول دارای پایین‌ترین مقدار (RMSE) و بالاترین مقدار (R^2) بود. بنابراین مدل Fuzzy logic برای پیش‌بینی نسبت رطوبت سیر و موسیر نسبت به مدل‌های ریاضی و شبکه‌های عصبی مصنوعی عملکرد بهتری داشت.

References

1. Adak, N., N. Heybeli, and C. Ertekin. 2017. Infrared drying of strawberry. Food Chemistry 219: 109-116.
2. Aghbashlo, M., R. Sotudeh-Gharebagh, R. Zarghami, A. S. Mujumdar, and N. Mostoufi. 2014. Measurement techniques to monitor and control fluidization quality in fluidized bed dryers: A review. Drying Technology 32: 1005-1051.
3. Akpinar, E. K., and S. Toraman. 2016. Determination of drying kinetics and convective heat transfer coefficients of ginger slices. Heat and Mass Transfer 52 (10): 2271-2281.
4. Amiri Chayjan, R., and M. Kaveh. 2014. Physical parameters and kinetic modeling of fix and fluid bed drying of terebinth seeds. Journal of Food Processing and Preservation 38: 1307-20.
5. Amiri Chayjan, R., M. Kaveh, and S. Khayati. 2017. Modeling some thermal and physical characteristics of terebinth fruit under semi industrial continuous drying. Journal of Food Measurement and Characterization 11: 12-23.
6. Bebartta, J. P., N. R. Sahoo, S. K. Dash, M. K. Panda, and U. S. Pal. 2014. Kinetics modeling and moisture diffusivity of onion slices in fluidized bed drying. Journal of Food Processing and Preservation 38 (1): 193-199.
7. Doymaz, I., H. Demir, and A. Yildirim. 2015. Drying of quince slices: effect of pretreatments on drying and Rehydration Characteristics. Chemical Engineering Communication 202 (10): 1271-1279.
8. Foroughi-dahr, M., M. Golmohammadi, R. Pourjamshidiyan, M. Rajabi-hamaneh, and S. J. Hashemi. 2015. On the Characteristics of thin layer drying models for intermittent drying of rough rice. Chemical Engineering Communication 202 (8): 1024-1035.
9. Gharibi, H., A. Hossein Mahvi, R. Nabizadeh, H. Arabilibeik, M. Yunesian, and M. H. Sowlat. 2012. A novel approach in water quality assessment based on fuzzy logic Journal of Environmental Management 112: 87-95.

10. Hasanipanah, M., D. J. Armaghani, H. Khamesi, S. B. Amnieh, and S. Ghoraba. 2016. Several non‑linear models in estimating air‑overpressure resulting from mine blasting. Engineering with Computer 32 (3): 441-455.
11. Jafari, S. M., M. Ganje, D. Dehnad, and V. Ghanbari. 2016. Mathematical, fuzzy logic and artificial neural network modeling techniques to predict drying kinetics of onion. Journal of Food Processing and Preservation 40 (2): 329-339.
12. Kaleta, A., K. Górnicki, R. Winiczenko, and A. Chojnacka. 2013. Evaluation of drying models of apple (var. Ligol) dried in a fluidized bed dryer. Energy Conversion and Management 67: 179-185.
13. Kantrong, H., A. Tansakul, and G. S. Mittal, 2014. Drying characteristics and quality of shiitake mushroom undergoing microwave-vacuum drying and microwave-vacuum combined with infrared drying. Journal of Food Science and Technology 51 (12): 3594-3608.
14. Kaveh, M., and R. Amiri Chayjan. 2017. Modeling thin-layer drying of turnip slices under semi-industrial continuous band dryer. Journal of Food Processing and Preservation 41 (2): e12778.
15. Kaveh, M., R. Amiri Chayjan, and A. M. Nikbakht. 2017. Mass transfer characteristics of eggplant slices during length of continuous band dryer. Heat and Mass Transfer 53: 2045-2059.
16. Khanali, M., A. Banisharif, and Sh. Rafiee. 2016. Modeling of moisture diffusivity, activation energy and energy consumption in fluidized bed drying of rough rice. Heat and Mass Transfer 52 (11): 2541-2549.
17. Khoshtaghaza M. H., H. Darvishi, and S. Minaei. 2015. Effects of microwave- fluidized bed drying on quality, energy consumption and drying kinetics of soybean kernels. Journal of Food Science and Technology 52 (8): 4749-4760.
18. Kouchakzadeh, A. 2014. Drying kinetic and shrinkage circumstance of Persian shallot bulb. Agriculture Engineering International. CIGR Journal 16 (2): 176-180.
19. Mahani, M. N. Z., and M. H. Aghkhani. 2016. The effect of slicing type on drying kinetics and quality of dried carrot. Journal of Agricultural Machinery 6 (1): 224-235. (In Farsi).
20. Mohamed, M. T. 2011. Performance of fuzzy logic and artificial neural network in prediction of ground and air vibrations. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences 48: 845-851.
21. Momenzadeh, L., A. Zomorodian, and D. Mowla. 2011. Experimental and theoretical investigation of shelled corn drying in a microwave-assisted fluidized bed dryer using artificial neural network. Food and Bioproducts Processing 89: 15-21.
22. Murthy, T. P. K., and B. Manohar. 2014. Hot air drying characteristics of mango ginger: Prediction of drying kinetics by mathematical modeling and artificial neural network. Journal of Food Science and Technology 51 (12): 3712-3721.
23. Muzzammil, M., and M. Ayyub, 2010. ANFIS-based approach for scour depth prediction at piers in non-uniform sediments. Journal of Hydroinformatics 12 (3): 303-317.
24. Nazghelichi, T., M. H. Kianmehr, and M. Aghbashlo. 2011. Prediction of carrot cubes drying kinetics during fluidized bed drying by artificial neural network. Journal of Food Science and Technology 48 (5): 542-550.
25. Oberoi, D. P. S., and D. S. Sogi. 2015. Drying kinetics, moisture diffusivity and lycopene retention of watermelon pomace in different dryers. Journal of Food Science and Technology 52 (11): 7377-7384.
26. Puspasari, I., M. Z. M. Talib, W. R. W. Daud, and S. M. Tasirin. 2012. Drying kinetics of oil palm frond particles in an agitated fluidized bed dryer. Drying Technology 30: 619-630.
27. Samadi, S. H., B. Ghobadian, G. Najafi, A. Motevali, and S. Faal. 2013. Drying of apple slices in combined heat and power (CHP) dryer: Comparison of mathematical models and neural networks. Chemical Product and Process Modeling 8 (1): 41-52.
28. Sarimeseli, A., M. A. Coskun, and M. Yucceer. 2014. Modeling microwave drying kinetics of thyme (*Thymus Vulgaris* L.) leaves using ANN methodology and dried product quality. Journal of Food Processing and Preservation 38 (1): 558-564.
29. Sharma, G. P., S. Prasad, and V. K. Chahar. 2009. Moisture transport in garlic cloves undergoing microwave-convective drying. Food and Bioproducts Processing 87: 11-16.
30. Silva, B. G. D., A. M. F. Fileti, and O. P. Taranto. 2015. Drying of Brazilian pepper-tree fruits (Schinus terebinthifolius Raddi): development of classical models and artificial neural network approach. Chemical Engineering Communication 202: 1089-1097.
31. Tavakolipour, H., M. Mokhtarian, and A. Kalbasi-Ashtari. 2014. Intelligent monitoring of zucchini drying process based on fuzzy expert engine and ANN. Journal of Food Process Engineering 37 (5): 474-481.
32. Zadeh, L. 1965. Fuzzy sets, Inform. Control 8: 338-353.

Journal of Agricultural Machinery
Vol. 9, No. 1, Spring - Summer 2019, p. 99-112

نشریه ماشین‌های کشاورزی
جلد ۹، شماره ۱، نیمسال اول ۱۳۹۸، ص ۱۱۲-۹۹

Comparison of Mathematical Modeling, Artificial Neural Networks and Fuzzy Logic for Predicting the Moisture Ratio of Garlic and Shallot in a Fluidized Bed Dryer

M. Kaveh[1]*- Y. Abbaspour-Gilandeh[1]- R. Amiri Chayjan[2]- R. Mohammadigol[3]
Received: 10-07-2017
Accepted: 02-01-2018

Introduction

Garlic (*Allium sativum* L.) is an important Allium crop in the world. Due to its therapeutic properties, it was cultivated in many countries. Furthermore, garlic is usually used as a flavoring agent; it may be used in the shape of powder or granule as a valuable condiment for foods. In addition to its use in food products, it was also widely used as an anticancer agent. Shallot (*Allium hiertifolium Boiss*. L) is a perennial and bulbous plant. It is from Alliaceae family and is an important medicinal plant. The shallot is native of Iran, and grows in the high pastures. Shallot is consumed in dry areas in most parts of the country. Also shallots have been well known in Iranian folk medicine and its bulbs have been widely used for treating rheumatic and inflammatory disorders. In addition, this plant is used in the preparation of significant amounts of potassium, phosphorus, calcium, magnesium, sodium, pickles and as an additive to yogurt and pickles. ANN as a modern approach has successfully been used to solve an extensive variety of problems in the science and engineering, exclusively for some space where the conventional modeling procedure fail. A well-trained ANN can be used as a predictive model for a special use, which is a data processing system inspired by biological neural system. When mathematical equations are difficult to extrapolate, and fuzzy logic is better when decisions must be made with the estimated values below the incomplete information. The fuzzy logic theory effectively addresses the uncertainty problems that solve the ambiguity.

Materials and Methods

The aim of this study was to predict moisture ratio of garlic and shallot during the drying process with fluidized bed dryer using mathematical model, artificial neural networks and fuzzy logic methods. Tests were carried out on three levels of inlet air temperature (40, 55 and 70 °C) and three inlet air velocities (0.5, 1.5 and 2.5 m/s). To estimate the drying kinetic of garlic and shallot, five mathematical models were used to fit the experimental data of thin layer drying. Three factors (air temperature, air velocity and drying time) to forecast moisture ratio in fluidized bed dryer as independent variables for artificial neural networks and fuzzy logic was considered. Cascade forward back propagation (CFBP) and feed forward back propagation (FFBP) with Levenberg-Marquardt (LM), Bayesian learning (BR) algorithms for ANN and the Mamdani Fuzzy Inference System using triangular membership function were used for training patterns.

Results and Discussion

Consequently, the Page and Midilli *et al*. model was selected as the best mathematical model to describe the drying kinetics of the garlic and shallot slices, respectively. The results of artificial neural networks model for predicting MR showed that the R^2 of 0.9994 and 0.9996; and and RMSE of 0.0036 and 0.0014 were obtained for garlic and shallot, respectively. Also, The fuzzy inference system presented the R^2 of 0.9997 and 0.9998; and and RMSE of 0.0027 and 0.0011 for garlic and shallot, respectively. Comparing the results obtained from mathematical models, artificial neural networks and fuzzy logic, showed that the RMSE in the fuzzy logic was lower than artificial neural network and mathematical models.

Conclusions

Three factors (air temperature, air velocity and drying time) were considered for forecasting moisture ratio in fluidized bed dryer as independent variables using mathematical model, artificial neural networks and fuzzy logic. Cascade forward back propagation (CFBP) and feed forward back propagation (FFBP) with Levenberg-

1- Department of Biosystems Engineering, Faculty of Agriculture and Natural Resources, University of Mohaghegh Ardabili, Ardabil, Iran
2- Department of Biosystems Engineering, Faculty of Agriculture, Bu-Ali Sina University, Hamedan, Iran
3- Department of Biosystems Engineering, Faculty of Agriculture and Natural Resources, Arak University, Arak, Iran
(*- Corresponding Autour Email: sirwankaweh@uma.ac.ir)

Marquardt (LM), Bayesian learning (BR) algorithms and the Mamdani Fuzzy Inference System using triangular membership function were used for training the patterns. Comparing the results obtained from mathematical models, artificial neural networks and fuzzy logic, showed that the root mean square error in fuzzy logic was lower than others.

Keywords: Artificial neural network, Fluidized bed dryer, Fuzzy logic, Garlic and Shallot, Moisture ratio